

引用格式: Liu Qingsheng. Review of Patch Vegetation Detection from Remotely Sensed Data[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2021, 36(1): 25-32. [刘庆生. 斑块状植被遥感检测研究进展[J]. 遥感技术与应用, 2021, 36(1): 25-32.]
doi: 10.11873/j.issn.1004-0323.2021.1.0025

斑块状植被遥感检测研究进展

刘庆生^{1,2}

(1. 中国科学院地理科学与资源研究所 资源与环境信息系统国家重点实验室, 北京 100101;
2. 江苏省地理信息资源开发与利用协同创新中心, 江苏 南京 210023)

摘要: 斑块状植被是世界上干旱—半干旱区常见的景观类型, 对于它们的形成、结构和演替研究能够提高人们对干旱—半干旱地区生态系统动态及其重要的生态水文过程的理解, 具有重要的理论意义和应用价值。传统的基于地面调查和长期定位观测的方法观测范围有限, 已无法满足目前区域斑块状植被分布及其空间格局特征研究的需要。利用遥感技术快速重复获取大面积对地观测数据, 已成为斑块状植被检测的主要发展方向。通过对近20 a 斑块状植被遥感检测相关文献的综述, 阐述了现有研究中使用的航空和高分辨率卫星遥感数据、基于像元的检测方法、基于对象的检测方法和基于形态学的检测方法, 以及各自的局限性和优势。在此基础上, 对今后斑块状植被遥感检测的研究方向进行了展望, 应加强高空间高光谱分辨率卫星遥感数据和低空无人机高光谱和激光雷达图像的应用, 重视面向粘连斑块的新型图像分割算法研发, 以期进一步提高斑块状植被检测的精度。

关键词: 斑块状植被; 航拍图像; 卫星影像; 检测方法

中图分类号: X171.4; TP79 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-0323(2021)01-0025-08

1 引言

斑块状植被是世界上干旱—半干旱区常见的植被组成形态和景观类型, 一般被认为是由于区域有限的水分—养分限制的产物, 其演替速率快、生物多样性强、生物量高、具有减缓地表径流侵蚀及防风固沙、防止土壤养分流失等功能而受到广泛关注, 一直是干旱—半干旱区生态系统研究的热点。斑块状植被(受区域降水、植被、地形、地质和土壤的空间异质性及人类活动干扰的影响), 常呈条带状、环状、斑点状、圆形等结构, 著名的如西南部非洲纳米比亚的“仙女环”^[1], 是干旱—半干旱地区、海岸滩涂等水分匮乏环境中常见的景观类型。它们一般形成于年降雨量50~750 mm的区域, 但并非限定在特定的土壤和植被, 土壤可以为砂质、粉砂、

黏土, 植被可为林、灌、草^[2]。一个斑块状植被的大小可从0.5 m²到1 200 m²不等^[2-3]。对于它们的形成、结构和演替研究以及它们与环境的交互作用分析能够提高人们对干旱—半干旱地区和海岸带滩涂湿地生态系统动态及其重要的生态水文过程的理解, 具有重要的理论意义和应用价值^[3-9]。

斑块状植被分布及其空间格局特征是研究斑块状植被形成、演替、扩展机制的基础, 也是表征斑块状植被适应自然和人类活动影响的长期变化的关键指标之一^[10]。尽管传统的基于地面调查的方法可以很好地检测斑块状植被分布及其空间格局, 但传统方法也具有明显的劣势, 如受人力、物力、财力和时间限制, 调查研究范围不可能太大, 只能选择研究区典型样带来研究, 长时间监测研究不易。

收稿日期: 2020-01-20; 修订日期: 2021-01-25

基金项目: 国家自然科学基金项目(41671422, 41661144030, 4151133012), 国家重点研发计划项目(2016YFC1402701), 中国科学院战略性先导专项(XDA20030302), 国家山洪灾害调查项目(SHZH-IWHR-57)。

作者简介: 刘庆生(1971—), 男, 山西忻州人, 博士, 研究员, 主要从事遥感信息提取与分析研究。E-mail: liuqs@reis.ac.cn

尽管长期定位观测和多次的调查可以获得一定时间重复的数据,但这种获取数据的方式本身并不能提供整个研究区斑块状植被格局动态,也无法及时响应相关驱动因素的动态变化^[11-13]。随着遥感技术的发展,对地观测系统逐渐形成,可以快速重复获取大面积的对地观测数据,为利用遥感技术检测斑块状植被奠定了基础,具有巨大的应用潜力,可大大提高对干旱—半干旱区斑块状植被格局动态及演替机制的认知^[14]。

斑块状植被遥感检测研究始于航拍图像,已有几十年的历史,然而鲜有系统的斑块状植被遥感检测研究现状及进展综述。因此,本文从数据源、检测方法等角度入手,通过对近20 a相关文献综述,旨在为从事或即将从事斑块状植被遥感检测的人员提供思路,并提出未来值得深入研究的潜力方向。

2 斑块状植被遥感检测方法

2.1 数据源

斑块状植被,特别是环状、斑点状和圆形植被斑块,一般面积较小。它们的制图和检测所用数据多为航拍图像和高分辨率卫星遥感影像。航拍图像空间分辨率高,出现在高分辨率卫星遥感之前,在一些区域具有历史存档数据,可为研究斑块状植被如何形成、扩展和格局演替提供珍贵的资料,然而其数据成本较高,应用于时间序列动态监测有一定的困难。高分辨率卫星遥感数据具有覆盖广、重访率高等特点,逐渐成为斑块状植被检测和制图的主要数据源。为此,下面主要对这两种数据源展开分析。

2.1.1 航拍图像

航拍图像利用始于上世纪40年代,长久以来都是斑块状植被检测的重要数据源^[15-16]。Frenkel等^[17]利用1939~1981年航拍图像研究了美国俄勒冈州考克斯岛圆形狐米草斑块(面积在90~3 000 m²)的形成和扩展,结果表明:圆形狐米草斑块出现在多年平均低潮线以上1.83~2.05 m的范围内,他们认为狐米草无性生长是单一植被斑块近邻扩展的原因。Kadmon等^[15]利用正射校正的历史航拍图像(空间分辨率75 cm)研究了地中海马奎斯地区的卡梅尔山的东侧树冠覆盖率和灌丛(面积2~3 m)的动态变化。Becker等^[18]基于系列航拍图像(1:78 000)研究了纳米比亚西北部卡奥科兰(Kaokoland)“仙女

环”(直径5~8 m)的形成、空间分布特征及格局动态。Couteron等^[16]基于数字化的航拍图像定量分析了西非布基纳法索西北部和尼日尔南部的半干旱区稀疏草原植被斑块空间格局,并基于传播抑制模型对斑块状植被格局进行了模拟。Barbier等^[19]利用历史航拍图像研究了尼日尔西南部植被格局的时空变化,结果表明空间分辨率2 m的航拍图像可满足10 m尺度植被格局的研究。Strand等^[20]利用1 m空间分辨率航拍图像提取了美国爱达荷州西南部奥维希高原北美西部刺柏(树冠直径2~9 m)的空间分布,分析了其从北美西部刺柏扩展到山艾灌丛草原景观的过程。Underwood等^[12]利用可见近红外高光谱成像光谱仪(AVIRIS)航拍图像对加利福尼亚海岸侵入植被制图进行了比较研究,发现空间分辨率4 m,174个波段的全分辨率图像检测精度最高。Kakembo^[21]基于系列航拍图像分析了南非干燥台地高原裸斑—灌丛景观格局形成和发展趋势。Odindi等^[22]基于系列彩红外航拍图像(空间分辨率1 m)提取了南非东开普省灌丛入侵面积及空间格局动态。

综上,航拍图像出现较早,对于具有存档数据的区域探究斑块状植被起源、格局演化极具参考价值。早期航拍图像多为相片,需扫描、正射校正、去噪、镶嵌等处理后,方能利用数字遥感技术进行斑块状植被检测,预处理的效果直接影响到检测精度,工作量较大。一般地,航拍图像空间分辨率高,可满足斑块状植被数量、面积、形状的识别。然而,其光谱波段较少,对于斑块状植被中群落组成和结构识别力相对较弱。

近年来,随着低空无人机遥感技术的快速发展,逐渐成为航拍图像获取的重要工具,因其具有飞行高度低、控制简单、成像数据空间分辨率高,可搭载高光谱传感器获得高光谱分辨率数据,搭载激光雷达可获得植被高度信息,图像受云污染少等优势,在植被制图等方面得到了广泛应用。Bryson等^[23]利用低空无人机航拍图像(空间分辨率4 cm)获取了不同的植物种分布。Koc-San等^[24]利用无人机航拍图像实现了柑橘树的自动检测。邱燕宁等^[25]基于无人机航拍影像(空间分辨率2 cm)研究了宁夏沙坡头草方格生态恢复区内植被群落空间格局变化。Zhang等^[26]发展了一种可见光无人机航拍图像(空间分辨率50 cm)提取中国新疆西南部艾比湖植被分布信息的新方法。张和钰等^[27]基于无

人机航拍影像(空间分辨率1.5 cm)提取了戈壁区稀疏植被覆盖度及其空间分布特征。由此可见,利用低空无人机遥感技术将成为今后基于航拍图像进行斑块状植被检测制图的重要方向。需要提及的是,与早期航拍图像一样,多个较窄航带间的几何配准和拼接,以及各航带间光谱数据的相对辐射归一化仍将是今后航拍图像斑块状植被检测中面临的主要问题之一。

2.1.2 卫星遥感影像

随着上世纪90年代末商用高分辨率卫星遥感的面世,越来越多的斑块状植被检测制图开始利用卫星遥感数据来开展研究。Liu等^[28]发现利用Landsat 7 ETM+多光谱图像(融合后图像空间分辨率15 m),结合光谱吸收特征计算,可以较好地检测黄河三角洲新生的类圆形植被斑块(面积115~1 200 m²)。Taylor等^[29]比较了Landsat TM(空间分辨率30 m)、QuickBird(空间分辨率2.4 m)、SPOT 5图像(空间分辨率10 m)马缨丹制图能力,发现Landsat TM适合用来检测浓密的马缨丹,图像光谱分辨率和波段范围比空间分辨率更重要。Liu等^[13]利用SPOT 5融合图像(空间分辨率2.5 m)成功提取了黄河三角洲类圆形植被斑块。Zhang等^[30]比较了SPOT 5融合图像(空间分辨率2.5 m)、ALOS卫星融合图像(空间分辨率2.5 m)和资源三号图像(空间分辨率5.8 m)类圆形植被斑块检测能力,发现SPOT 5融合图像识别精度最高,ALOS融合图像识别精度最低。Boggs^[31]发现利用SPOT 5卫星图像(空间分辨率2.5 m)能获得与QuickBird卫星图像(空间分辨率60 cm)相似的稀疏草原中树的覆盖率制图精度。Liu等^[32]比较了中巴地球资源卫星04星(CBERS-04,空间分辨率5 m)、高分一号卫星(GF-1,空间分辨率2 m)、高分二号卫星(GF-2,空间分辨率0.8 m)全色图像类圆形植被斑块识别能力,发现CBERS-04全色图像与GF-1全色图像识别能力相近,可满足类圆形植被斑块识别需要,当要进行更精细制图时,GF-2全色图像应该被使用。Wang等^[33]利用PALSAR(空间分辨率25 m)和Landsat(空间分辨率30 m)数据分析了1984~2010年刺柏林入侵半湿润-半干旱北美大草原的过程。Fernandes等^[34]比较WorldView-2高分辨率卫星图像(8个波段,空间分辨率2 m)和航拍图像(4个波段,空间分辨率50 cm)识别芦竹时空分布的能力,发现WorldView-2图像具有更高的芦竹面积总体

估算精度,当局部精细制图需要时,分辨率更高的航拍图像应该被使用。

为了更好地揭示斑块状植被的形成和扩展过程,往往将早期历史存档航拍图像与最近成像的卫星遥感影像相结合使用。Laliberte等^[35]综合利用1937~1996年11景航拍图像(空间分辨率86 cm)和2003年1景QuickBird卫星图像(空间分辨率60 cm)分析了新墨西哥州南部灌丛扩展变化过程。Shekede等^[36]综合利用多时相航拍图像(1:20 000)和高分辨率GeoEye卫星遥感影像(空间分辨率1.64 m)分析了斑块状木本植物扩展侵入津巴布韦稀疏草原的动态过程。

大量研究表明植被的物候信息对于树种识别、森林覆盖度估算、作物分类、灌丛扩展制图和土地覆盖变化监测具有重要的作用^[36-42],现在已有研究分析了多时相遥感数据斑块状植被的识别能力。Liu等^[43]研究发现单景影像使用时,与夏季、秋季和冬季影像相比,早春季的CBERS-04(空间分辨率5 m)类圆形植被斑块识别精度最高,多季节影像组合使用时,早春和冬季组合识别精度最优。

综上所述,对于0.5 m²到1 200 m²不等的斑块状植被遥感检测来说,空间分辨率优于30 m的航拍和卫星遥感数据是必须的。当空间分辨率相近时,图像波段的光谱范围(如具有红边波段的图像对于植被识别更有利)、光谱分辨率比空间分辨率更重要(当空间分辨率满足斑块状植被检测需要时,再提高空间分辨率对于检测精度提高有限,增加光谱波段,如增加对植被敏感的红边波段,能有效区分植被,从而提高斑块状植被的检测精度),多季相影像组合有助于提高斑块状植被遥感检测精度。与航拍图像相比,卫星遥感具有固定的重返周期,可对大范围的同一区域多次成像,数据和处理成本更低。今后一段时间,基于低空无人机航拍的多光谱、高光谱、激光雷达等影像将成为重要的数据源。另外,随着高光谱卫星遥感技术的发展,高光谱影像将会被越来越多地用于斑块状植被的检测。

2.2 检测方法

斑块状植被遥感检测方法随着遥感技术的发展而进步。早期的方法主要为目视解译或人机交互的方式进行斑块状植被信息提取^[17-19,44],如借助测面仪从航拍图像中获取斑块状植被的面积等信息^[17]。这种方式费时、费力、工作量大,随着计算机技术的进步,数字图像处理技术应运而生,成为

斑块状植被遥感检测的主流。

2.2.1 基于像元的检测方法

基于像元的检测方法很多,大多数方法已经集成到了商业遥感图像处理软件中,如 ENVI、ERDAS IMAGINE、PCI Geomatics 等,常用的方法有非监督分类方法如迭代自组织数据分析算法(ISO-DATA)、K-均值法(K-Mean),监督分类方法如最大似然法(Maximum Likelihood Method)、决策树法(Decision Tree)、支持向量机(Support Vector Machine)、小波变换(Wavelet Transform)、随机森林(Random Forest)算法等。

Liu 等^[32]基于 CBERS-04、GF-1 和 GF-2 全色图像,运用 K-均值法进行了类圆形植被斑块提取研究,取得了较好的检测结果。Kadmon 等^[15]利用最大似然法成功将正射校正后的航拍图像分类为树、灌丛和矮灌丛 3 类。Backes 等^[45]利用最大似然法进行了杂草斑块检测,发现 QuickBird 影像可以用来识别宽叶杂草斑块,对于非宽叶杂草斑块识别能力有限。Odindi 等^[22]基于最大似然法对高分辨率红外航片图像计算的垂直植被指数数据进行了灌丛信息提取,总体的 Kappa 系数值为 0.85。Liu^[46]基于 CBERS-04 多光谱数据反演的缨帽变换亮度和绿度成分构建了决策树分类规则集,较好地识别了类圆形植被斑块,准确率、召回率及 F 值分别为 60.3%、56.8% 和 0.588。Wang 等^[33]通过分别构建森林、常绿森林和刺柏林分类决策树,最终成功检测了刺柏林,总精度达 96%。因墨西哥帽小波的球形和光滑边界类似于航拍图像中刺柏的形态,故 Strand 等^[20]比较了二维离散墨西哥帽小波变换与灰度阈值法检测航拍图像中的刺柏效果,发现小波检测结果更准确,阈值法易受背景的阴影影响。因 Haar 小波有能力检测灌丛斑块的边缘信息,Shekede 等^[36]利用 Haar 小波变换检测了灌丛的扩展。Liu 等^[43]基于多季相 CBERS-04 影像的 4 个光谱波段和归一化植被指数等 9 个植被指数进行了随机森林分类,早春三月的图像植被、土壤和水体分类的总精度达 98%,3~10 月组合影像总体分类精度达 99%,但是类圆形植被斑块的识别精度仍较低,准确率、召回率及 F 值分别为 66.3%、43.9% 和 0.528,主要受斑块状植被间粘连影响。

2.2.2 基于对象的检测方法

随着高分辨率遥感影像的不断应用发现由于单个像元已不再能捕捉感兴趣的分类目标,传统的

基于像元的分类方法应用于高分辨率影像时会出现分类精度下降的问题^[47]。为了克服这一问题,基于对象的方法应运而生,其不仅能利用对象的空间信息,而且也包括纹理、形态和空间相互关系等信息^[48]。McGlynn 等^[49]利用基于对象的方法和高分辨率航拍图像检测了灌丛的空间分布和扩展格局。Levin 等^[50]利用基于对象的方法和融合后的 SPOT 5 图像(空间分辨率 2.5 m)识别了破碎农田景观中森林斑块和孤立树,识别精度为 80%~90%。Boggs^[31]比较了基于像元的归一化植被指数阈值法和基于对象的方法,发现基于对象的 SPOT 5 影像树冠识别方法适用于南部非洲稀疏草原树冠覆盖格局特征的研究,总体精度在 72%~81% 之间。Browning 等^[51]利用基于对象的方法监测了新墨西哥州奇瓦瓦沙漠(Chihuahuan Desert)灌丛的时空动态,灌丛分类的总精度优于 90%。Fernandes 等^[34]基于 WorldView-2 影像利用基于对象的方法成功检测了河岸生境中的芦竹群落。Zhang 等^[30]利用基于对象的方法比较了 SPOT 5、ALOS 和资源三号影像类圆形植被斑块识别能力,总精度分别为 75%~84%、25%~35%、72%~83%。

另外,有不少学者开展了基于像元和基于对象的检测方法斑块状植被识别效果的比较研究,但并未获得统一的结论。Ghosh 等^[52]比较了基于 WorldView-2 影像,利用基于像元的最大似然法分类器和基于像元与对象的支持向量机和随机森林分类器检测斑块状竹子的能力,发现基于对象的方法检测精度高于基于像元的方法,其中基于对象的支持向量机分类获得了最高精度,总精度为 91%。Castillejo-Gonzalez 等^[47]利用 QuickBird 影像,评估了基于像元和基于对象的六种分类算法(平行六面体、马氏距离、最大似然、光谱角制图、支持向量机、决策树算法)检测小麦田中的野燕麦斑块的能力,发现基于像元和基于对象的马氏距离和支持向量机分类器获得了最好的分类结果,总体精度在 80%~99% 之间。Liu 等^[32]比较了基于像元的 K-均值法和基于对象的支持向量机分类器的类圆形植被斑块识别结果,发现两种方法的检测精度基本相当。Shi 等^[53]比较了基于像元的随机森林和基于对象的支持向量机的类圆形植被斑块识别结果,发现基于对象的方法更适宜检测生长季获取的高分影像,而基于像元的方法更适合检测非生长季获取的高分影像;总体上基于对象的支持向量机方法分类精度

更高;与基于对象的方法相比,基于像元的方法更易受到季节性影响。

2.2.3 基于形态学的检测方法

斑块状植被具有独特的形态特征,特别是环状、斑点状和圆形或椭圆形植被斑块,因而可以利用其与其他植被和土地覆盖类型形态上的差异来进行检测。Perez等^[54]利用色彩和形态分析技术提取了麦田中的杂草斑块。Strand等^[20]和Shekede等^[36]在利用小波变换进行斑块状植被提取时,考虑了斑块状植被圆形的形态和光滑的边界,利用了与之相接近的小波函数。Vogt等^[55]基于二值化的土地覆盖图利用基于形态学的图像处理方法检测了像元级的空间格局。Liu等^[56]利用Canny边缘检测算子和椭圆度测量指标,成功从ALOS高分辨率影像上识别了植被斑块,检测精度89%。Liu等^[13]利用数学形态学方法成功检测了黄河三角洲柽柳群落斑块,检测精度93.4%。刘庆生等^[57]基于资源三号卫星图像,利用圆霍夫曼变换法成功检测了类圆形植被斑块,检测精度为84%,比基于K-均值法分类效果好。

综上所述,由于所用图像质量、季相,斑块状植被大小和类型等方面的差异,基于像元的方法、基于对象的方法、基于形态学的方法及各种分类器的前人斑块状植被遥感检测能力的比较结果大不相同。这也佐证了Fassnacht等^[58]的研究结果:当所用遥感数据满足分类器参数要求和检测目标的分辨率需求时,通常分类器的选择将不再显得那么重要。一般地,当斑块状植被之间、斑块状植被与其他形态相邻植被等存在粘连情况时,斑块状植被遥感检测精度较低^[32,43,46],需要对其进行分割后,再进行检测。粘连斑块分割技术已在单个树冠识别^[59-60]、粘连细胞计数^[61-63]等方面有广泛的应用,常见的算法有分水岭变换^[64],标记分水岭变换^[65]、水平集^[66]、凹点法^[67]和活动轮廓^[68]等算法,可借鉴其他领域开展的研究,将这些分割方法引入或经过一定的修订后用于斑块状植被遥感检测。

3 结 语

斑块状植被是世界上干旱一半干旱地区、海岸滩涂等水分匮乏环境中常见的景观类型。其演替速率快、生物多样性强、生物量高、具有减缓地表径流侵蚀及防风固沙、防止土壤养分流失等功能而受到广泛关注。斑块状植被分布及其空间格局特征

检测是研究斑块状植被形成、演替、扩展机制的基础。斑块状植被遥感检测研究始于航拍影像,已有几十年的历史,随着遥感数据和方法的不断提高,斑块状植被遥感检测取得了较大进步。从研究进展来看,未来的斑块状植被检测需要从数据和方法方面进行突破。

(1)高质量遥感数据获取。从目前的研究综述来看,图像波段的光谱范围、光谱分辨率在斑块状植被检测中比图像空间分辨率更重要。在保持高空间分辨率的同时,需提高图像的光谱分辨率。国产高分5号卫星搭载有可见短波红外高光谱相机和全波段光谱成像仪,在60 km幅宽和30 m空间分辨率下,可以获取从可见光至短波红外光谱范围(400~2 500 nm)330个波段数据,对于百米以上尺度的斑块状植被检测是极具有潜力的数据源。WorldView-2(空间分辨率0.46 m)、WorldView-3(空间分辨率0.31 m)卫星图像具有高空间分辨率,同时具有8个多光谱波段,其中包含对植被敏感的红边波段,国产高分六号卫星具有高空间分辨率(2 m/8 m),同时在可见近红外波段增加了红边和黄边波段,对于十米尺度的斑块状植被检测来说是理想的数据源。随着低空无人机遥感技术的快速发展和逐渐普及,应加快运用无人机高光谱和激光雷达图像,综合斑块状植被的光谱、纹理、形态和高度等特征,提高检测精度。

(2)强化图像分割算法的研究,克服由于斑块粘连导致的检测精度不高的问题。目前图像分割算法众多,但由于斑块状植被并非呈规则的圆形、椭圆形、环形等形状,现有的分割算法还存在过分割的问题,还需要发展新方法或对现有方法进行针对性的修改,以提高分割的准确性。目前,已有利用深度学习算法进行图像分割的研究,应作为一个重点方向,加强研究。

参考文献(References):

- [1] Tschinkel W R. The Life Cycle and Life Span of Namibian Fairy Circles [J]. PLoS One, 2012, 7 (6): e38056. doi: 10.1371/journal.pone.0038056.
- [2] Bordeu I, Clerc M, Couteron P, *et al.* Self-replication of Localized Vegetation Patches in Scarce Environments [J]. Scientific Reports, 2016, 6: 33703. doi: 10.1038/srep33703.
- [3] Liu Q, Liu G, Huang C, *et al.* Soil Physicochemical Properties Associated with Quasi-circular Vegetation Patches in the Yellow River Delta, China [J]. Geoderma, 2019, 337: 202-214.
- [4] Rietkerk M, Dekker S C, De Ruiter P C, *et al.* Self-orga-

- nized Patchiness and Catastrophic Shifts in Ecosystems [J]. Science, 2004, 305: 1926-1929.
- [5] Ravi S, D'Odorico P, Wang L, *et al.* Form and Function of Grass Ring Patterns in Arid Grasslands: The Role of Abiotic Controls[J]. *Oecologia*, 2008, 158: 545-555.
- [6] Du Jianhui, Yan Ping, Dong Yuxiang. Water Driving Mechanism of Patched Vegetation Formation in Arid Areas: A Review [J]. *Chinese Journal of Ecology*, 2012, 31(8): 2137-2144. [杜建会, 严平, 董玉祥. 干旱地区斑块状植被格局形成的水分驱动机制及其研究进展[J]. *生态学杂志*, 2012, 31(8): 2137-2144.]
- [7] Martinez-Garcia R, Calabrese J M, Hernandez-Garcia E, *et al.* Vegetation Pattern Formation in Semiarid Systems Without Facilitative Mechanisms [J]. *Geophysical Research Letters*, 2013, 40: 6143-6147.
- [8] Bonanomi G, Incerti G, Stinca A, *et al.* Ring Formation in Clonal Plants[J]. *Community Ecology*, 2014, 15(1): 77-86.
- [9] Getzin S, Wiegand K, Wiegand T, *et al.* Clarifying Misunderstandings Regarding Vegetation Self-organisation and Spatial Patterns of Fairy Circles in Namibia: A Response to Recent Termite Hypotheses [J]. *Ecological Entomology*, 2015, 40: 669-675.
- [10] Liu Qingsheng, Liu Gaohuan, Huang Chong, *et al.* Remote Sensing Analysis on the Spatial-temporal Dynamics of Quasi-circular Vegetation Patches in the Modern Yellow River Delta, China [J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2016, 31(2): 349-358. [刘庆生, 刘高焕, 黄翀, 等. 现代黄河三角洲类圆形植被斑块时空动态遥感分析[J]. *遥感技术与应用*, 2016, 31(2): 349-358.]
- [11] Trodd N M, Dougill A J. Monitoring Vegetation Dynamics in Semi-arid African Rangelands: Use and Limitations of Earth Observation Data to Characterize Vegetation Structure [J]. *Applied Geography*, 1998, 18(4): 315-330.
- [12] Underwood E C, Ustin S L, Ramirez C M. A Comparison of Spatial and Spectral Image Resolution for Mapping Invasive Plants in Coastal California [J]. *Environmental Management*, 2007, 39(1): 63-83.
- [13] Liu Q, Liu, G, Huang C, *et al.* Using SPOT 5 Fusion-ready Imagery to Detect Chinese Tamarisk (Saltcedar) with Mathematical Morphological Method [J]. *International Journal of Digital Earth*, 2014, 7(3): 217-228.
- [14] Von Hardenberg J, Kletter A Y, Yizhag H, *et al.* Periodic Versus Scale-free Patterns in Dryland Vegetation [J]. *Proceedings of The Royal Society B*, 2010, 277(1688): 1771-1776.
- [15] Kadmon R, Harari-Kremer R. Studying Long-term Vegetation Dynamics Using Digital Processing of Historical Aerial Photographs [J]. *Remote Sensing of Environment*, 1999, 68: 164-176.
- [16] Couteron P, Lejeune O. Periodic Spotted Patterns in Semi-arid Vegetation Explained by a Propagation-inhibition Model [J]. *Journal of Ecology*, 2001, 89: 616-628.
- [17] Frenkel R E, Boss T R. Introduction, Establishment and Spread of *Spartina Patens* on Cox Island, Siuslaw Estuary, Oregon [J]. *Wetlands*, 1988, 8: 33-49.
- [18] Becker T, Getzin S. The Fairy Circles of Kaokoland (North-West Namibia) Origin, Distribution, and Characteristics [J]. *Basic and Applied Ecology*, 2000, 1(2): 149-159.
- [19] Barbier N, Couteron P, Lejoly J, *et al.* Self-organized Vegetation Patterning as a Fingerprint of Climate and Human Impact on Semi-arid Ecosystems [J]. *Journal of Ecology*, 2006, 94: 537-547.
- [20] Strand E K, Smith A M S, Bunting S C, *et al.* Wavelet Estimation of Plant Spatial Patterns in Multitemporal Aerial Photography [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2006, 27(10): 2049-2054.
- [21] Kakembo V. Vegetation Patchiness and Implications for Landscape Function: The Case of *Pteronia Incana* Invader Species in Ngqushwa Rural Municipality, Eastern Cape, South Africa [J]. *Catena*, 2009, 77: 180-186.
- [22] Odindi J O, Kakembo V. Comparison of Pixel and Sub-pixel based Techniques to Separate *Pteronia Incana* Invaded Areas Using Multi-temporal High-resolution Imagery [J]. *Journal of Applied Remote Sensing*, 2009, 3: 033545. doi: 10.1117/1.3229983.
- [23] Bryson M, Reid A, Ramos F, *et al.* Airborne Vision-based Mapping and Classification of Large Farmland Environments [J]. *Journal of Field Robotics*, 2010, 27(5): 639-655.
- [24] Koc-san D, Selim S, Aslan N, *et al.* Automatic Citrus Tree Extraction from UAV Images and Digital Surface Models Using Circular Hough Transform [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2018, 150: 289-301.
- [25] Qiu Yannin, Ren Shiyu, Wang Xin, *et al.* The Spatial Dynamics of Vegetation Revealed by Unmanned Aerial Vehicles Images in a Straw-checkerboards-based Ecological Restoration Area [J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2019, 39(24): 1-10. [邱燕宁, 任世钰, 王鑫, 等. 基于无人机影像的草方格生态恢复区植被空间格局演化研究[J]. *生态学报*, 2019, 39(24): 1-10.]
- [26] Zhang X, Zhang F, Qi Y, *et al.* New Research Methods for Vegetation Information Extraction based on Visible Light Remote Sensing Images from an Unmanned Aerial Vehicle (UAV) [J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2019, 78: 215-226.
- [27] Zhang Heyu, Guan Wenke, Li Zhipeng, *et al.* Research on Vegetation Coverage and Spatial Distribution Characteristics in Gobi Region based on UAV Image [J]. *Journal of Arid Land Resources and Environment*, 2020, 34(2): 161-167. [张和钰, 管文珂, 李志鹏, 等. 基于无人机影像的戈壁区植被空间分布特征及其主要影响因素研究[J]. *干旱区资源与环境*, 2020, 34(2): 161-167.]
- [28] Liu Q, Liu G, Huang C, *et al.* Monitoring Vegetation Recovery at Abandoned Land [C]//The 8th International Congress on Image and Signal Processing (CISP 2015), Shenyang, 2015: 88-92.
- [29] Taylor S, Kumar L, Reid N. Accuracy Comparison of Quickbird, Landsat TM and SPOT 5 Imagery for Lantana Camara Mapping [J]. 2011, *Journal of Spatial Science*, 2011, 56(2): 241-252.
- [30] Zhang Y, Liu Q, Liu G, *et al.* Mapping of Circular or Elliptical Vegetation Community Patches: A Comparative Use of SPOT-5, ALOS and ZY-3 Imagery [C]// The 8th International Congress on Image and Signal Processing (CISP 2015), Shenyang, 2015: 666-671.

- [31] Boggs G S. Assessment of SPOT 5 and QuickBird Remotely Sensed Imagery for Mapping Tree Cover in Savannas[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2010, 12: 217-224.
- [32] Liu Q, Huang C, Liu G, *et al.* Comparison of CBERS-04, GF-1, and GF-2 Satellite Panchromatic Images for Mapping Quasi-Circular Vegetation Patches in the Yellow River Delta, China [J]. Sensors, 2018, 18: 2733. doi: 10.3390/s18082733.
- [33] Wang J, Xiao X, Qin Y, *et al.* Characterizing the Encroachment of Juniper Forests into Sub-humid and Semi-arid Prairies from 1984 to 2010 Using PALSAR and Landsat Data[J]. Remote Sensing of Environment, 2018, 205: 166-179.
- [34] Fernandes M R, Aguiar F C, Silva J M N, *et al.* Optimal Attributes for the Object based Detection of Giant Reed in Riparian Habitats: A Comparative Study between Airborne High Spatial Resolution and WorldView-2 Imagery[J]. Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2014, 32: 79-91.
- [35] Laliberte A S, Rango A, Havstad K M, *et al.* Object-oriented Image Analysis for Mapping Shrub Encroachment from 1937 to 2003 in Southern New Mexico[J]. Remote Sensing of Environment, 2004, 93: 198-210.
- [36] Shekede M D, Murwira A, Masocha M. Wavelet-based Detection of Bush Encroachment in a Savanna Using Multi-Temporal Aerial Photographs and Satellite Imagery [J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2015, 35: 209-216.
- [37] Li D, Ke Y H, Gong H, *et al.* Object-based Urban Tree Species Classification Using Bi-temporal WorldView-2 and WorldView-3 Images[J]. Remote Sensing, 2015, 7: 16917-16937. doi: 10.3390/rs71215861.
- [38] Karlson M, Ostwald M, Reese H, *et al.* Assessing the Potential of Multi-seasonal WorldView-2 Imagery for Mapping West African Agroforestry Tree Species[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2016, 50: 80-88.
- [39] Clark M L, Buck-Diaz J, Evens J. Mapping of Forest Alliance with Simulated Multi-seasonal Hyperspectral Satellite Imagery [J]. Remote Sensing of Environment, 2018, 210: 490-507.
- [40] Hutt C, Koppe W, Miao Y X, *et al.* Best Accuracy Land Use/Land Cover (LULC) Classification to Derive Crop Types Using Multitemporal, Multisensor, and Multi-polarization SAR Satellite Images [J]. Remote Sensing, 2016, 8: 684. doi: 10.3390/rs8080684.
- [41] Zhao Y Y, Feng D L, Yu L, *et al.* Detailed Dynamic Land Cover Mapping of Chile: Accuracy Improvement by Integrating Multi-temporal Data [J]. Remote Sensing of Environment, 2016, 183: 170-185.
- [42] Islam K, Jashimuddin M, Nath B, *et al.* Land Use Classification and Change Detection by Using Multi-temporal Remotely Sensed Imagery: The Case of Chunati Wildlife Sancturay, Bangladesh[J]. The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Sciences, 2018, 21: 37-47.
- [43] Liu Q, Song H, Liu G, *et al.* Evaluating the Potential of Multi-Seasonal CBERS-04 Imagery for Mapping the Quasi-Circular Vegetation Patches in the Yellow River Delta Using Random Forest[J]. Remote Sensing, 2019, 11: 1216. doi: 10.3390/rs11101216.
- [44] Albrecht C F, Joubert J J, De Rycke P H. Origin of the Enigmatic, Circular, Barren Patches (‘Fairy Rings’) of the Pro-Namib [J]. South African Journal of Science, 2001, 97: 23-27.
- [45] Backes M, Jacobi J. Classification of Weed Patches in QuickBird Images: Verification by Ground Truth Data [J]. EAR-SeL eProceedings, 2006, 5: 173-179.
- [46] Liu Q. Using the CBERS-04 Multispectral Data Tasseled Cap Transformation to Detect the Quasi-Circular Vegetation Patches [C]// IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS 2019), Yokohama, Japan, 2019: 3708-3711.
- [47] Castillejo-Gonzalez I L, Pena-Barragan J M, Jurado-Exposito M, *et al.* Evaluation of Pixel- and Object-based Approaches for Mapping Wild Oat (*Avena sterilis*) Weed Patches in Wheat Fields Using QuickBird Imagery for Site-Specific Management[J]. European Journal of Agronomy, 2014, 59: 57-66.
- [48] Mafanya M, Tsele P, Botai J, *et al.* Evaluating Pixel and Object Based Image Classification Techniques for Mapping Plant Invasions from UAV Derived Aerial Imagery: *Harrisia Pomanensis* as a Case Study[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2017, 129: 1-11.
- [49] McGlynn I, Okin G S. Characterization of Shrub Distribution Using High Spatial Resolution Remote Sensing: Ecosystem Implications for a Former Chihuahuan Desert Grassland. Remote Sensing of Environment, 2006, 101: 554-566.
- [50] Levin N, Mcalpine C, Phinn S, *et al.* Mapping Forest Patches and Scattered Trees from SPOT Images and Testing Their Ecological Importance for Woodland Birds in a Fragmented Agricultural Landscape [J]. International Journal of Remote Sensing, 2009, 30(12): 3147-3169.
- [51] Browning D M, Laliberte A S, Rango A. Temporal Dynamics of Shrub Proliferation: Linking Patches to Landscapes[J]. International Journal of Geographical Information Science, 2011, 25(6): 913-930.
- [52] Ghosh A, Joshi P K. A Comparison of Selected Classification Algorithms for Mapping Bamboo Patches in Lower Gangetic Plains Using Very High Resolution WorldView 2 Imagery[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2014, 26: 298-311.
- [53] Shi L, Liu Q, Huang C, *et al.* Comparing Pixel-based Random Forest and the Object-based Support Vector Machine Approaches to Map the Quasi-circular Vegetation Patches Using Individual Seasonal Fused GF-1 Imagery [J]. IEEE Access, 2020, 8, 228955-228966. doi: 10.1109/ACCESS.2020.3045057.
- [54] Perez A J, Lopez F, Benlloch J V, *et al.* Colour and Shape Analysis Techniques for Weed Detection in Cereal Fields[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2000, 25 (3) : 197-212.
- [55] Vogt P, Riitters K H, Estreguil C, *et al.* Mapping Spatial Patterns with Morphological Image Processing[J]. Landscape Ecology, 2007, 22: 171-177.
- [56] Liu Q, Liu G, Huang C, *et al.* Using ALOS High Spatial

- Resolution Image to Detect Vegetation Patches[J]. *Procedia Environmental Sciences*, 2011, 10: 896-901.
- [57] Liu Qingsheng, Zhang Yunjie, Liu Gaohuan, *et al.* Comparison of Different Spatial Resolution Images of ZY-3 Satellite to Patch Vegetation Detection[J]. *Bulletin of Surveying and Mapping*, 2014(11): 16-20.[刘庆生, 张韵婕, 刘高焕, 等. 资源三号卫星不同空间分辨率图像斑状植被检测比较研究[J]. *测绘通报*, 2014(11): 16-20.]
- [58] Fassnacht E E, Latifi H, Sterenczak K, *et al.* A Review of Studies on Tree Species Classification from Remotely Sensed Data[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2016, 186: 64-87.
- [59] Jing L, Hu B, Noland T, *et al.* An Individual Tree Crown Delineation Method based on Multi-scale Segmentation of Imagery[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2012, 70: 88-98.
- [60] Guo Yushan, Liu Qingsheng, Liu Gaohuan, *et al.* Individual Tree Crown Extraction of High Resolution Image Based on Marker-controlled Watershed Segmentation Method[J]. *Journal of Geo-information Sciences*, 2016, 18(9): 1259-1266. [郭昱杉, 刘庆生, 刘高焕, 等. 基于标记控制分水岭分割方法的高分辨率遥感影像单木树冠提取[J]. *地球信息科学学报*, 2016, 18(9): 1259-1266.]
- [61] Yang Huihua, Zhao Lingling, Pan Xipeng, *et al.* Overlapping Cell Segmentation based on Level Set and Concave Area Detection[J]. *Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications*, 2016, 39(6): 11-16.[杨辉华, 赵玲玲, 潘细朋, 等. 基于水平集和凹点区域检测的粘连细胞分割方法[J]. *北京邮电大学学报*, 2016, 39(6): 11-16.]
- [62] Wang Pin, Liu Qianqian, Wang Lirui, *et al.* Image Segmentation and Classification of Cytological Cells Based on Multi-features Clustering and Chain Splitting Model[J]. *Journal of Biomedical Engineering*, 2017, 34(4): 614-621.[王品, 刘倩倩, 王力锐, 等. 多特征聚类与粘连分离模型的细胞抹片图像分割与分类[J]. *生物医学工程杂志*, 2017, 34(4): 614-621.]
- [63] Wang Ya. Adaptive Marked Watershed Segmentation Algorithm for Red Blood Cell Images[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2017, 22(12): 1779-1787.[王娅. 血液红细胞图像自适应标记分水岭分割算法[J]. *中国图象图形学报*, 2017, 22(12): 1779-1787.]
- [64] Roerdink J B T M, Meijster A. The Watershed Transform: Definitions, Algorithms and Parallelization Strategies[J]. *Fundamenta Informaticae*, 2001, 41: 187-228.
- [65] Sharma A K, Bala A. Marker based Watershed Transformation for Image Segmentation[J]. *International Journal of Computer Science Engineering and Information Technology Research*, 2013, 3(4): 187-192.
- [66] Dzyubachyk O, Van Cappellen W, Essers J, *et al.* Advanced Level Set-based Cell Tracking in Time-lapse Fluorescence Microscopy[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2010, 29: 852-867.
- [67] Liao M, Zhao Y, Li X, *et al.* Automatic Segmentation for Cell Images based on Bottleneck Detection and Ellipse Fitting[J]. *Neurocomputing*, 2016, 173: 615-622.
- [68] Molnar C, Jermyn I H, Kato Z, *et al.* Accurate Morphology Preserving Segmentation of Overlapping Cells based on Active Contours[J]. *Scientific Reports*, 2016, 6: 32412. doi: 10.1038/srep32412.

Review of Patch Vegetation Detection from Remotely Sensed Data

Liu Qingsheng^{1,2}

(1.State Key Laboratory of Resources and Environmental Information System, Institute of Geographic Sciences and Natural Resources Research, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China;

2.Jiangsu Center for Collaborative Innovation in Geographical Information Resource Development and Application, Nanjing 210023, China)

Abstract: Patch vegetation is a common landscape type in arid and semi-arid areas in the world. To detect patch vegetation using remotely sensed images is important for studying its pattern formation, function, and succession mechanisms, and understanding its impact on the ecohydrological processes in arid and semi-arid areas. This article reviews the current status of patch vegetation detection based on remote sensing technology, including remotely sensed data source such as aerial photographs and high-resolution satellite images, and application of detection approaches from pixel-based, object-based, and morphology-based methods, respectively. It is pointed out that the image quality, acquisition date of imagery, and the composition and structure of vegetation patch have an important influence on the classification of vegetation patch. For the overlapping patches, a better image segmentation algorithm is needed to be applied for improving detection accuracy. Finally, the research directions of remote sensing detection of vegetation patch are suggested in order to provide reference for monitoring patch vegetation patterns and dynamics in the future, including an application of high-spatial and spectral satellite remotely sensed imagery and unmanned aerial vehicle, and the development of more advanced image segmentation algorithms.

Key words: Patch vegetation; Aerial photograph; Satellite imagery; Detection methods